

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210803

基于 WLAN 指纹的机身指纹数据库重构与节点定位方法^{*}

张杨梅 毕 杨 李军芳
(西安航空学院电子工程学院 西安 710077)

摘要: 为降低指纹数据人工采集量,同时获取较高的定位精度性能,提出了一种基于 WLAN 指纹的飞机机身指纹数据库重构与测试节点定位方法。利用支持向量回归法重建指纹数据,利用 K-means 算法降低指纹采集工作量,利用优化的 DBN 进行 RSS 信息特征提取,最后建立了飞机机身 WLAN 指纹定位数据库,通过仿真实验对算法性能和系统进行分析 and 评估。实验结果表明,KNN 算法中,IPDBN-54、IPDBN-41、IPDBN-26 的平均定位误差分别为 10.389 2、10.786 3、11.117 7。WKNN 算法中,IPDBN-54、IPDBN-41、IPDBN-26 的平均定位误差分别为 10.290 4、10.714 3、11.103 8,IPDBN 平均定位误差值最小,定位精度相对较高。对比 BPNN,IPDBN 平均训练时间为 166.2 s,具有相对低的训练时间。优化后的深度信念网络算法对于 WLAN 指纹定位数据库系统建立问题具有很强的适应性,训练时间短、定位精度高。研究旨在实现试验厂房内飞机机身各部位的空间精确定位,提高效率。

关键词: 机身结构强度测试;WLAN 指纹定位;K-均值聚类;深度信念网络
中图分类号: TN911.7; V216.1 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Fingerprint database reconstruction and node location of aircraft structure strength test

Zhang Yangmei Bi Yang Li Junfang
(School of Electronic Engineering, Xi'an Aeronautical Institute, Xi'an 710077, China)

Abstract: In order to reduce the manual collection of fingerprint data and obtain high positioning accuracy, a fingerprint database reconstruction and node location of aircraft structure strength test algorithm based on WLAN fingerprint was proposed in this paper. The support vector regression method was used to reconstruct fingerprint data, K-means algorithm was used to reduce the workload of fingerprint collection, and the optimized DBN was used to extract the features of RSS information. Finally, the WLAN fingerprint location database of the aircraft body is established, and the algorithm performance and system were analyzed and evaluated through simulation experiments. The experimental results showed that the average positioning errors of IPDBN-54, IPDBN-41 and IPDBN-26 in KNN algorithm were 10.389 2, 10.786 3 and 11.117 7 respectively. In the WKNN algorithm, the average positioning errors of IPDBN-54, IPDBN-41 and IPDBN-26 were 10.290 4, 10.714 3 and 11.103 8, respectively. The average positioning error of IPDBN was the smallest and the positioning accuracy was relatively high. Compared with BPNN, the average training time of IPDBN was 166.2 s, with relatively low training time. The optimized depth belief network algorithm has strong adaptability to the establishment of WLAN fingerprint location database system, with short training time and high location accuracy. The research aims to achieve accurate spatial positioning of various parts of the aircraft fuselage in the test building and improve efficiency.

Keywords: aircraft structure strength test; WLAN fingerprint location; K-means clustering; deep confidence network

0 引 言

进入 21 世纪之后,随着新材料、机械结构、自动控制、

无线传感网络、航空发动机等学科的新发展,飞机的制造工艺出现了较大的变化,这也使得国内外的飞机结构强度测试地面试验也不断的推陈出新,提出新的测试方法,从而改

收稿日期:2022-07-24

^{*} 基金项目:航空科学基金(201809T7001,2019ZH0T7001)、西安航空学院科技创新团队支持计划项目资助

善检测的精度和速度。

目前,国内主要的研究方向是机身测试传感网络的无线化、检测算法的改进、激光探伤等检测技术,力求从试飞和检修两个方面保证飞机测试更加准确和高效^[1]。进行此类研究的主要有西安飞机强度研究所、北京航空技术研究所、南京航空航天大学、上海交通大学等,并且取得了一些先进的成果^[2]。早在 2004 年,美国军方和 NASA 就提出了在飞机健康监控中采用无线传感网络的思路,以便能够改善检测的精度,提升运行效率,同时降低成本。2009 年,在英国技术战略委员会的资助下,罗尔斯-罗伊斯、空客、通用等公司开始了对于在飞行监控管理系统中运用无线传感网络的进一步研究^[3]。2022 年,中国飞机强度研究所针对某飞机后机身的结构特点和受载形式,设计了一种集结构约束支持、加载于一体的自平衡框架试验承载系统,并对其进行了有限元计算、强度和刚度分析、试验加载及承载分析^[4]。中国直升机设计研究所针对飞机结构强度试验系统存在的问题,提出了一种遗传算法来优化数据传输系统,并对遗传算法的理论、技术和存在的问题进行了探讨^[5]。目前在飞机无线局域网(wireless local area network, WLAN)指纹的室内定位技术方面存在研究空白。研究实现飞机结构强度测试技术的无线网络化方案,以及研究大规模节点的无线网络传输算法和拓扑结构进行研究,可以解决飞机结构强度测试场景中测试系统线路复杂,安装和拆卸困难的问题,以改善测试场景现状,提高飞机结构强度测试工作效率和速度。

基于 WLAN 的室内定位技术是实现飞机结构强度测试无线化方案中的关键技术之一^[2]。室内定位技术可以对试验厂房内飞机机身各部位进行空间精确定位,有利于在试验过程中准确并实时的掌握机身各部位的动态变化情况,保障实验数据获取的精确性和可靠性,提高试验效率和速度。位置指纹法又称为场景分析法,是基于 WLAN 室内定位技术中的一种。基于指纹匹配的 WLAN 室内定位过程,利用接收到表征待测点位置信息的无线电信号,通过对该信号的特征信息进行分析,在指纹数据库中实现采集信号指纹和实测信号之间的匹配,代入特定的解算算法来计算出被测物体所在的位置坐标^[6-9]。受机身的复杂性以及室内的多径效应的影响,指纹信号呈现出非线性、非高斯的统计特性,导致定位精度不高。

为此,本文提出一种基于 WLAN 指纹的飞机机身指纹数据库重构与测试节点定位技术,利用神经网络重建指纹数据,通过 K-means 对指纹数据进行聚类处理,并使用优化的动态贝叶斯网络(dynamic bayes network, DBN)算法进行信号接收强度(received signal strength, RSS)信息特征提取,建立了飞机机身 WLAN 指纹定位数据库系统,研究旨在降低指纹数据人工采集量,同时获取较高的定位精度性能,实现试验厂房内飞机机身各部位的空间精确定位,提高效率、缩短时间。

1 飞机机身的室内指纹定位

WLAN 中无线信息的 RSS 与连接点(access point, AP)所间隔的距离呈反比,但随着机身环境的复杂化,增大了不可预见性^[10]。在厂房内进行飞机结构强度地面试验时,指纹图像识别可同时测到多个 AP 的 RSS 值,每个 AP 对应的 RSS 值在一定的范围内连续变化;而各个指纹图像识别点可探测到的 AP 值不同。

在利用 WLAN 指纹定位技术估计终端位置时,主要有两个步骤,1)离线指纹数据采集,2)在线指纹匹配定位^[11],其具体流程如图 1 所示。

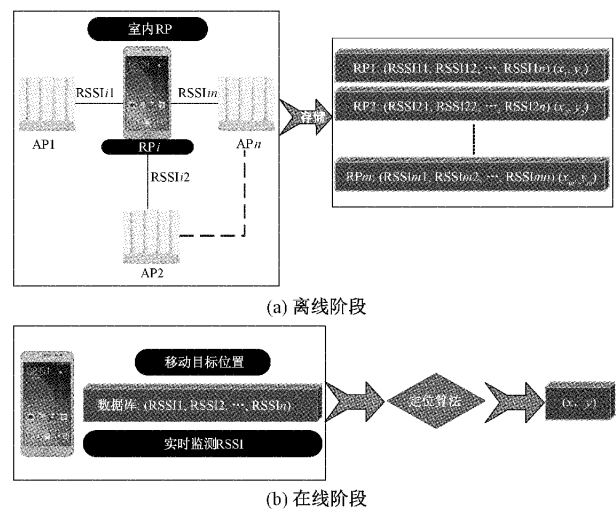


图 1 WLAN 指纹定位技术的具体流程

离线采样阶段的重点工作是在机身定位区划分参考点(reference point, RP)位置,并把从 RP 处测量到的多个 AP 的 RSSI 值(received signal strength indication, RSSI)信息连同 AP 的多址接入信道(multiple access channel, MAC)位置信息,与 RP 物理位置构成一个指纹向量存入数据库。机身区域划分如图 2 所示。

在各个 RP 处,先进行一段时间的数据取样,再将采集到的数据加以滤波进行平均处理,从而得出该 RP 处的所有指纹。在该例中,最大强度矢量是一种二维矢量,只能利用坐标系来显示。从坐标系中可利用欧式距离的方法,来求得最接近的最大强度矢量,以便寻找最近参考点或估算目标位置^[12]。至于多个 AP 的情形,虽然都无法利用坐标系来显示,但基本原理是相同的。

在线定位阶段,当移动设备检测到了来自不同 AP 的 RSS 消息时,RSS 消息根据相应的序列形成了强度矢量。为判断目标的方位,必须先从指纹库中寻找 K 个最近距离,再利用这 K 个指纹对应的方位完成相应运算,从而得出目标的正确方位^[11]。

1.1 WiFi 指纹定位支持向量回归法

由于室内环境及飞机机身的复杂性,AP 接收到的 RSS 信号常呈现非线性、非高斯的统计特性。为此,本文采

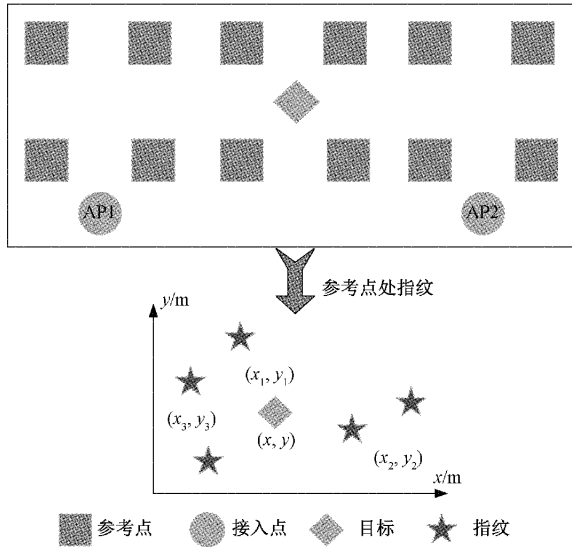


图 2 离线阶段室内参考点划分与指纹采样

用支持向量回归法 (support vector regression, SVR)^[13] 来训练采样数据, 将输入的指纹信息转化为二维或三维的位置信息, 得到有关 RSS 信号与终端物理位置的回归模式, 定位过程如图 3 所示。

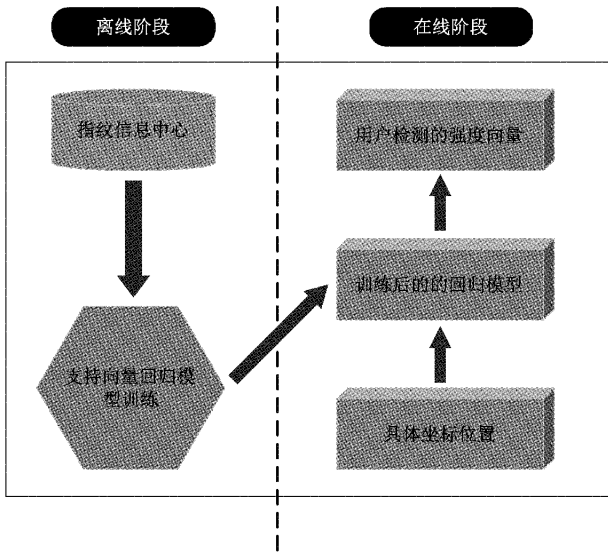


图 3 基于 SVR 的定位算法流程图

设输入的第 i 个 RSS 信号为 x_i , 其维数为 d , 即接收到的 AP 个数, y_i 为对应的输出的物理位置坐标, 则训练数据集为 $(x_i, y_i), i = 1, \dots, m$, 则回归模型的求解可转化为优化目标参数的问题:

$$R(w, b) = \min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^m l_i(f(x_i) - y_i) \quad (1)$$

其中, w 为回归模型中的权重系数, b 为偏置, C 为正则化常数, l_i 为损失函数:

$$l_i(z) = \begin{cases} 0, & |z| \leq \epsilon \\ |z| - \epsilon, & |z| > \epsilon \end{cases} \quad (2)$$

为解决实际应用中训练样本可能无法满足线性不可分的问题, 需要引入“软间隔”的概念。因此, 引入松弛因子, 将式(2)改写为:

$$R(w, b, \xi_i, \hat{\xi}_i) = \min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^m (\xi_i + \hat{\xi}_i) \quad (3)$$

约束条件为:

$$s. t. \begin{cases} f(x_i) - y_i \leq \epsilon + \xi_i \\ y_i - f(x_i) \leq \epsilon + \hat{\xi}_i, \quad i = 1, \dots, m \\ \xi_i \geq 0, \hat{\xi}_i \geq 0 \end{cases} \quad (4)$$

最后引用拉格朗日乘子, 可得到拉格朗日函数:

$$L(w, b, \alpha, \hat{\alpha}, \xi, \hat{\xi}, \mu, \hat{\mu}) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^m (\xi_i + \hat{\xi}_i) - \sum_{i=1}^m (\mu_i \xi_i) - \sum_{i=1}^m (\hat{\mu}_i \hat{\xi}_i) + \sum_{i=1}^m \alpha_i (f(x_i) - y_i - \epsilon - \xi_i) + \sum_{i=1}^m \hat{\alpha}_i (y_i - f(x_i) - \epsilon - \hat{\xi}_i) \quad (5)$$

式中: $\alpha_i \geq 0, \hat{\alpha}_i \geq 0, \mu_i \geq 0, \hat{\mu}_i \geq 0$ 为拉格朗日乘子。通过偏导数求 L 对 $\alpha_i, \hat{\alpha}_i, \mu_i, \hat{\mu}_i$ 的最大化, 对 $w, b, \xi_i, \hat{\xi}_i$ 的最小化, 在拉格朗日函数中代入结果, 得到 SVR 的对偶问题:

$$W(\alpha_i, \hat{\alpha}_i) = \max \sum_{i=1}^m y_i (\hat{\alpha}_i - \alpha_i) - \epsilon (\hat{\alpha}_i + \alpha_i) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m (\hat{\alpha}_i - \alpha_i) (\hat{\alpha}_j - \alpha_j) x_i^T x_j \quad (6)$$

约束条件为:

$$s. t. \sum_{i=1}^m (\hat{\alpha}_i - \alpha_i) = 0, 0 \leq \alpha_i, \hat{\alpha}_i \leq C \quad (7)$$

上述过程需满足条件:

$$\begin{cases} \alpha_i (f(x_i) - y_i - \epsilon - \xi_i) = 0 \\ \hat{\alpha}_i (y_i - f(x_i) - \epsilon - \hat{\xi}_i) = 0 \\ \alpha_i \hat{\alpha}_i = 0, \xi_i \hat{\xi}_i = 0 \\ (C - \alpha_i) \xi_i = 0, (C - \hat{\alpha}_i) \hat{\xi}_i = 0 \end{cases} \quad (8)$$

最后可得到 SVR 的解。

在利用 WLAN 进行室内定位时, 训练样本由指纹数据库中每条指纹的方位和强度向量组成, 后者为输入, 前者为输出。利用相应的机器学习训练和参数优化技术, 它能够构建用于定位的回归模式^[14]。其泛化特性相较于反向传播 (back propagation, BP) 神经网络更为出色, 特别在训练集较小的情形下。

1.2 K-means 聚类

飞机机指纹数据库建库时需要耗费大量的人力物力采集室内测试区域的信息, 同时当室内环境变化时需要重新采集数据以更新数据库。为降低指纹采集工作量, 并进一步提高定位实时性, 可采用聚类技术将室内分成若干个区域以建立室内 WiFi 信号的区域化传播模型, 利用模型来重构完整的指纹数据库^[15]。K-means 算法是一种使用广泛的系统聚类方式, 它的输入包括簇的数量 K, n (最大迭

代次数)和训练集合 X (含有 M 条样本数据), 产出则是符合方差最小化准则的 K 个簇类^[16-17]。计算的具体过程包括:

1) 初始中心点由随机生成的 K 个样本数据构成, 即 $c_i = x_i, i = 1, 2, \dots, K$;

2) 对训练集中的样本, 可以通过用欧式距离法测算它和各聚类中心之间的距离, 从而判断它属于相距最近的聚类中心;

3) 中心点在各聚类中进行更新, 即 $c_i = \{\text{类内所有样本算术平均值}\}$;

4) 继续进行步骤 2) 和 3), 如果 K 个聚类中心不再变化, 或者迭代次数大于 n , 则聚类过程终止。

1.3 DBN 深度信念网络

由于在室内进行飞机结构强度测试时信号传播环境的复杂性, RSS 信号在时间上是波动的, 为有效减小信号波动带来的定位误差, 大幅度提高定位精度, 本文采用优化的深度信念网络 DBN 来提取 RSS 值中的特征, 进而建立飞机机身指纹数据库。

DBN 主要包含几个受限玻尔兹曼机 (restricted boltzman machine, RBM) 和 BP 神经网络 (back propagation neural network, BPNN), 它们之间形成堆叠关联, 上一个 RBM 的隐含层将成为下一个 RBM 的可见层。典型的 RBM 网络构架是双层模型, 其中包含 m 个可见性层和 n 个隐含层, 各个层面上的所有神经元彼此之间都没有了联系, 层次间的神经元相互之间有完全的联系, 换言之: 隐含层的活动状态条件唯一就可以说明此时可见性状态条件已知^[16-17]。DBN 结构如图 4 所示。

进行 DBN 训练时, 主要含两个步骤, 一是预训练, 二是

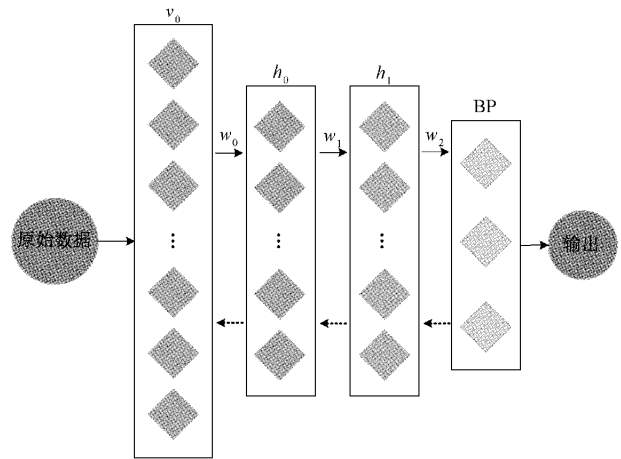


图 4 DBN 结构图

微调。在预训练之后, 数据就会被赋予标签, 然后利用反向传播算法对神经网络的参数继续改变。

为解决 DBN 中由于 RBM 初始权值的随机选择而导致的预训练效果差的问题, 可以利用稀疏自编码器 (sparse auto-encoder, SAE) 修改 DBN 的 RBM 部分。自编码器的特殊形态之一就是稀疏自编码器, 自编码器 (auto-encoder, AE) 也属于非监督机器学习算法之一, 能够用本身的高次特性解码自己, 从而让方法和目标等同于输入值。同时由于加入限定因素, 使得神经网络结构信息变得更有意义。当隐藏层要进行升维操作, 其角度要超过输入层, 同时把稀疏性约束添加到自编码器中, 从而让大多数的神经元都保持在控制状况。添加了稀疏性控制的自编码器, 只能局部激发隐藏层神经元, 导致了自编码器只能透过被激发的一些神经元来获得对输入的更高阶描述。其具体流程如图 5 所示。

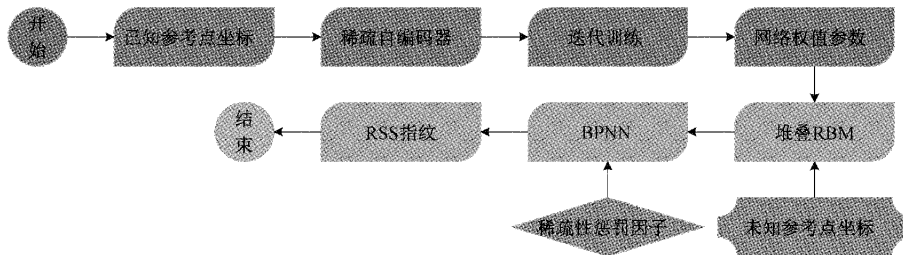


图 5 BPNN 算法框架图

在该算法中, 改进的 BPNN 部分加入稀疏性限制的主要过程包括: 使用预先设定 BPNN 在输出层的偏置值, 使之能够正确指示 RSS 值在未侦测到的情形。接着设定稀疏性参数 P , 把 RP 坐标当作目标 DBN 的入口, 目标出口则以相应的 RSS 指纹值设定, 在损失函数中也同时加入了稀疏性惩罚因子, DBN 继续用 BP 算法训练, 直至训练完毕。

2 仿真及结果分析

2.1 仿真实验整体过程设计

对本文实验整体构想进行系统梳理, 首先是利用 WiFi

指纹定位支持向量回归法对指纹信息数据进行训练, 下一步建立室内 WiFi 信号的区域传播模型, 采用深度信念网络来提取 RSS 值中的特征, 并对深度信念网络进行优化, 然后重构指纹数据库, 最后进行实验仿真和性能测试。具体过程如图 6 所示。

2.2 支持向量回归法分析

对于回归模型, 假设有训练样本 $D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$, 则期望学习一个回归模型 $f(x) = w^T x + b$, 其中 w, b 为待学习的参数, 可以缩小模式输出 y_i 与实际输出 $f(x_i)$ 的差距, 即 $y_i \approx f(x_i)$ 。通常的回归

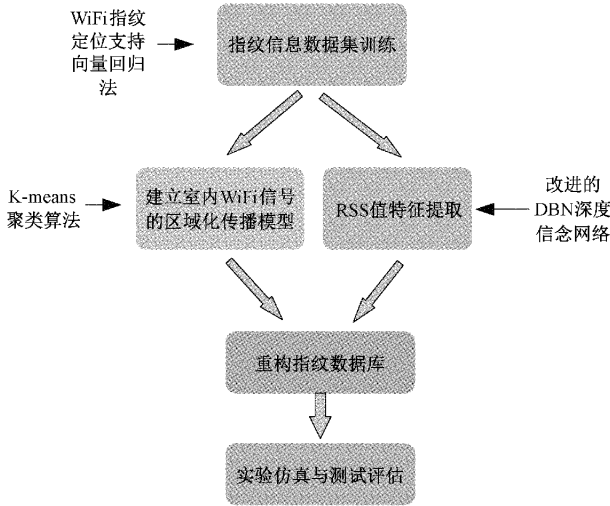


图 6 系统整体设计

模型中,只有当 $f(x_i) = y_i$ 时,在该点上的损失值才为 0;而在不敏感向量回归模型中,可以借由设定一个不敏感参数,当 $f(x_i)$ 和 y_i 之间的误差大于 ϵ 时,才计算损失。不敏感 SVR 学习结果如图 7 所示。可以看出,不敏感 SVR 容忍了一部分错误的出现,从而减少了过拟合现象,基于 SVR 的定位算法具有较好的拟合效果,改善了系统整体的稳定性。

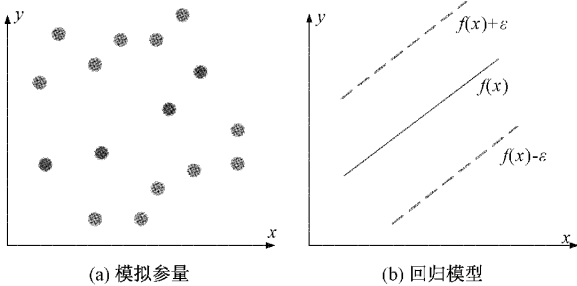
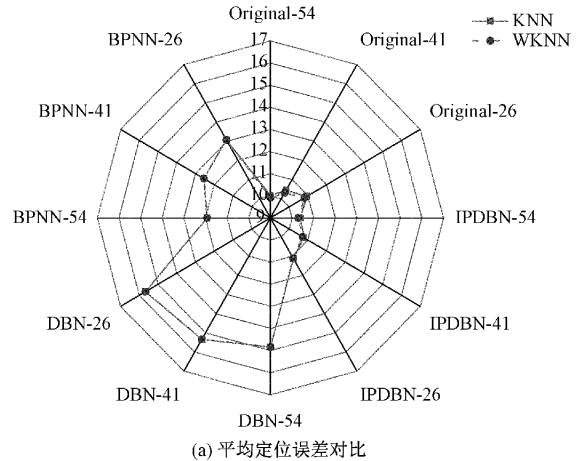


图 7 不敏感 SVR 学习结果

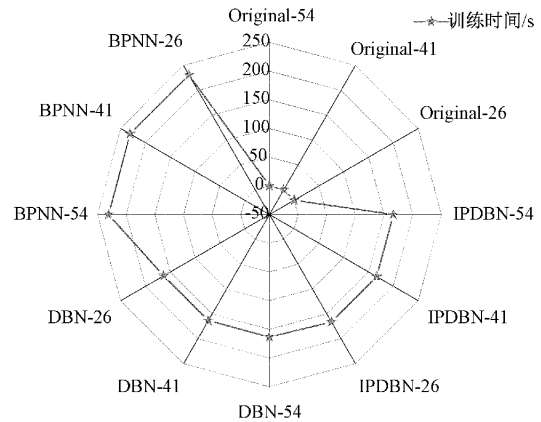
2.3 定位精度分析

改进的 DBN 训练实现后,将验证集 RP 的坐标值加入 BP 神经网络中,得到 RSS 指纹的估计值,并与训练集数据信息结合,完成了指纹位置数据库系统的建立。将测试集的 RP 视为待定位点,并在建立后的指纹位置数据库系统上用 K 最临近(K-nearest neighbor, KNN)算法、加权 K 最临近(weighted K-nearest neighbor, WKNN)算法对建立结果做出评估。对每个试验数据反复试验 10 次后,取平均数予以录入。先后比较了如下几个指纹数据库的建立状况:建立验证集中每个 RP 处的 RSS 指纹;建立训练集中 31 个 RP 处的 RSS 指纹;建立验证集中 16 个 RP 处的 RSS 指纹。平均定位误差的对比如图 8(a)所示,训练时间的对比如图 8(b)所示。

图 8 中数据均在同一数据集上得到。Original、IPDBN、DBN、BPNN 依次表示原数据库系统、改进后的



(a) 平均定位误差对比



(b) 神经网络训练时间对比

图 8 实验数据对比

DBN、传统 DBN 以及传统 BPNN,尾缀数字代表 RP 在构造后的数据库系统的总量。这两种方法的平均定位误差用 KNN、WKNN 表示,神经网络的平均训练时间用 Time 表示。

1)KNN 算法中,IPDBN-54、IPDBN-41、IPDBN-26 的平均定位误差分别为 10.389 2、10.786 3、11.117 7, DBN-54、DBN-41、DBN-26 平均定位误差分别为 14.839 2、15.337 2 以及 11.927 1, BPNN-54、BPNN-41、BPNN-26 的平均定位误差分别为 11.927 1、12.552 8、13.073 2,以上 3 种情况,IPDBN 定位精度相对最高。与 Original 的差值均在 0.3~0.4 m;BPNN 的效果不佳,与 Original 对比偏差都大于 2 m;DBN 构建效果最差,与 Original 对比偏差平均为 5 m。对比神经网络训练时间,IPDBN、DBN、BPNN 平均训练时间为 166.2、163.4 和 230.9 s。IPDBN 的训练时间比 DBN 稍长,但显然比 BPNN 短, BPNN 训练时间最长,超过 230 s。

2)IPDBN-26 的定位效率优于 DBN-54 和 BPNN-54,这就说明 IPDBN 用较少的 RP 就能够实现最好的定位效果。

3)在平均定位误差分析中,WKNN 算法中,IPDBN-54、IPDBN-41、IPDBN-26 的平均定位误差分别为 10.290 4、

10.714 3、11.103 8,误差分析优于 KNN。在建立后的包含 54 个 RP 的数据库的 WKNN 算法定位效果最好。

3 结 论

为了减少飞机机身指纹数据库建库时采集室内测试区域的信息耗费的人力和物力,减轻因精确定位带来的巨大问题。本文从飞机结构强度测试现场无线网络化方案中的飞机机身室内定位入手,利用支持向量回归法重建了指纹数据;为进一步细分位置区域,采用了 K-means 算法;并采用了经过优化的深度信念网络的指纹位置数据库建立算法。利用稀疏性自编码器进行常规深度信念网络系统中的受限玻尔兹曼机的初始化、利用稀疏性控制进行常规深度网络系统中的 BP 神经网络单元的输入输出,使得经过优化后的常规深度信念网络系统可以更好地运用于指纹定位数据库系统的建设。并且根据实际应用获得的指纹定位系统数据集对改进后的深度信念网络、常规深度信念网络和常规 BP 神经网络的指纹定位系统数据库系统建设效率和训练时间进行比较,KNN 算法中,IPDBN-54、IPDBN-41、IPDBN-26 的平均定位误差分别为 10.389 2、10.786 3、11.117 7。WKNN 算法中,IPDBN-54、IPDBN-41、IPDBN-26 的平均定位误差分别为 10.290 4、10.714 3、11.103 8,IPDBN 平均定位误差值最小,定位精度相对最高,对比 BPNN,IPDBN 平均训练时间为 166.2 s,具有相对低的训练时间。证明了本文算法具有构建效率高,训练时间短的优势。基于 WLAN 的室内定位技术可对试验厂房内飞机机身各部位进行空间精确定位,有利于在试验过程中准确并实时掌握机身各部位的动态变化情况,保障实验数据获取的精确性和可靠性,提高试验效率和速度。

参考文献

- [1] 王彬肖,肖迎春,白生宝,等. 飞机结构健康监测与管理技术研究进展和展望[J]. 航空制造技术, 2022, 65(3):30-41.
- [2] 赵静敏. 基于 ZigBee 技术的飞机结构强度测试节点的研究与实现[D]. 西安:西安电子科技大学, 2017.
- [3] 张宝珍,王萍,尤晨宇. 国外飞机预测与健康管理工作发展计划综述[J]. 计算机测量与控制, 2016, 24(6):1-7.
- [4] 王征,郭瑜超. 某飞机后机身试验自平衡框架设计及有限元分析[J]. 工程与试验, 2022, 62(3):48-49,68.
- [5] YANG Y, YANG Y Z. Research on data transmission system of aircraft structural strength test based on genetic algorithm [C]. 2022, DOI: 10.1145/3544109.3544393.
- [6] 唐恒亮,米源,刘涛,等. 基于空间位置约束的稀疏指纹室内定位方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(6):79-85.
- [7] 李昂,付敬奇,沈华明,等. 基于模糊聚类和猫群算法的室内定位算法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(1):185-194.
- [8] 郝利军,张丽杰. 改进 WKNN 结合最大熵 CQKF 的室内定位方法[J]. 电子测量技术, 2020, 43(23):46-50.
- [9] 郑自兴,姚金杰. 基于信号强度的指纹定位匹配算法研究[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(9):31-35.
- [10] WEN J X, ZHANG Y, YANG G S, et al. Path loss prediction based on machine learning methods for aircraft cabin environments[J]. IEEE Access, 2019, 7: 159251-159261, DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2950634.
- [11] WANG J, PARK J. An enhanced indoor positioning algorithm based on fingerprint using fine-grained csi and rssi measurements of ieee 802.11 n WLAN[J]. Sensors, 2021, 21(8):2769.
- [12] JIANG J R, SUBAKTI H, LIANG H S. Fingerprint feature extraction for indoor localization[J]. Sensors, 2021, 21(16):5434.
- [13] 徐玉滨,邓志安,马琳. 基于核直接判别分析和支持向量回归的 WLAN 室内定位算法[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(4):896-901.
- [14] 张艳红,朱必熙. WiFi 位置指纹定位技术研究现状和挑战[J]. 福建电脑, 2020, 36(11):24-29.
- [15] DING G M, TAN Z H, ZHANG J B, et al. Regional propagation model based fingerprinting localization in indoor environments [C]. 2013, DOI: 10.1109/PIMRC.2013.6666148.
- [16] 杨晋生,刘斌. 基于改进的 DBN 的 WLAN 指纹定位数据库构建算法[J]. 光电子·激光, 2018, 29(9):996-1002.
- [17] YIN X L, MA L, SUN P, et al. A visual fingerprint update algorithm based on crowdsourced localization and deep learning for smart IoV [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2021, 2021(1):1-22.

作者简介

张杨梅,工学博士,讲师,主要研究方向为信号与信息处理、无线传感器网络。

E-mail:zhangyangmeil@hotmail.com

毕杨(通信作者),工学博士,教授,主要研究方向为信号与信息处理。

E-mail:200707002@xaau.edu.cn

李军芳,工学博士,高级工程师,主要研究方向为物联网频谱感知、目标跟踪。

E-mail:li_jf@aliyun.com